Práctica 1 APPIV

Clasificación de imágenes. Arquitecturas CNN. Transfer Learning.

10 de abril de 2022

Gloria del Valle Cano gloria.valle@estudiante.uam.es

1. Simple CNN

Tamaños de los conjuntos de entrenamiento y validación descargados del dataset MNIST.

	Alto	Ancho	N^{o} de canales	N^{Q} de muestras
Entrenamiento	28	28	1	60000
Validación	28	28	1	10000

Tabla 1: Resumen del tamaño de los conjuntos de train y valid.

• Número de parámetros del modelo Simple CNN.

	Número de parámetros del modelo Simple CNN
Simple CNN	813802

Tabla 2: Resumen del número de parámetros del modelo.

■ Incluya las curvas de entrenamiento y validación para 10 épocas. Indique también la mejor precisión obtenida, y en qué época se logra este resultado. Comentar las conclusiones sobre la evolución de la loss de entrenamiento y validación, con respecto a posibles problemas de sesgo (high-bias) o sobreajuste (overfitting). Indique si considera que continuar con más épocas de entrenamiento mejoraría el rendimiento del modelo.

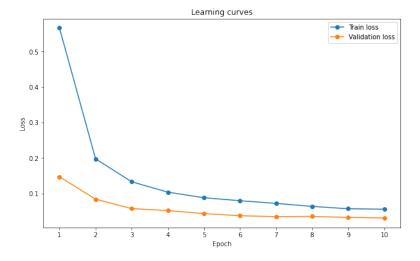


Figura 1: Curvas de entrenamiento y validación para el modelo Simple CNN. Épocas 1-10.

Como podemos ver en la Figura 1, la función de pérdida va decreciendo mucho más en el conjunto de validación que en el conjunto de entrenamiento, por lo que vemos que no hay *overfitting*. Es posible que este efecto se deba a la inclusión del *Dropout* en entrenamiento, ya que esto regulariza por la capacidad de ignorar determinadas neuronas durante el entrenamiento. Tampoco se observan problemas de *high-bias*, ya que la pérdida siempre decrece, por lo que podemos ver que el modelo está aprendiendo.

	Mejor precisión (validación)	Época con mejor precisión
Simple CNN	98.94%	10

Tabla 3: Mejor precisión con su correspondiente época, obtenida por el modelo.

La mejor precisión obtenida se alcanza en la última época (ver Tabla 3), siendo ésta bastante alta. Vista la progresión de los resultados en cada época (ver primer notebook) y las curvas de aprendizaje, es muy posible que el modelo siguiera aprendiendo un poco más. Comprobamos esta suposición más tarde, con 10 épocas más. Adjuntamos los resultados en la Figura 2.

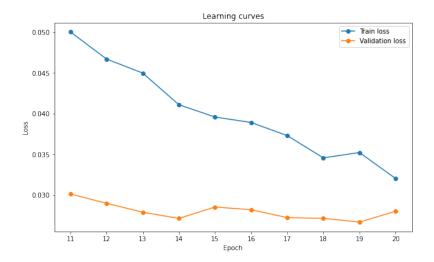


Figura 2: Curvas de entrenamiento y validación para el modelo Simple CNN. Épocas 11-20.

Viendo los resultados en el notebook, conseguimos aumentar la precisión a 99,10% en la época 19. Observando el comportamiento de la curva y de los resultados, es muy posible que el aprendizaje se hubiera estancado en ese punto.

■ Incluir la matriz de confusión obtenida. Dada esta matriz de confusión, informe de los 2 casos de confusión entre clases que ocurren con más frecuencia.

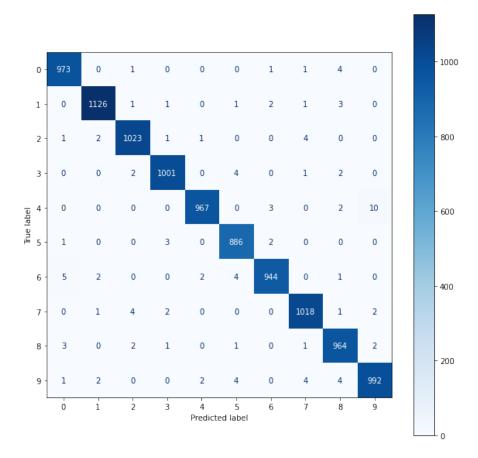


Figura 3: Matriz de confusión de Simple CNN (10 épocas).

Viendo los resultados, observamos que obtenemos un total de 106 errores de un total de 10000 predicciones. Los errores más comunes se encuentran en el dígito 6 (tiene muchas confusiones con el 0, el 5, etc.), el 4 (se suele confundir con el 9), el 5, incluso el 8. Podemos ver mejor algunas de estas confusiones en la Figura 4.

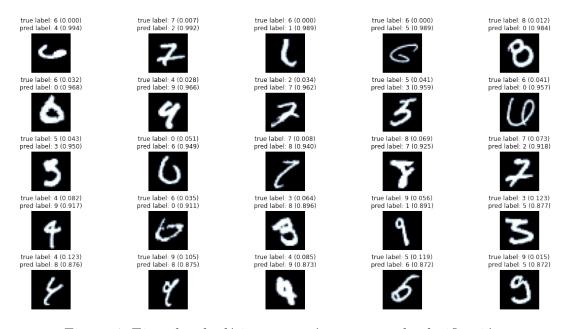


Figura 4: Ejemplos de dígitos con más errores en la clasificación.

• Comente las diferencias entre el gráfico t-SNE de la representación de las capas final e

intermedia de la CNN, aplicado a las imágenes del conjunto de validación. Para ello, considere la proximidad y la dispersión entre los clústeres en ambas representaciones, y su relación con la capacidad de realizar una correcta clasificación de las muestras.

Dadas las diferencias entre la representación t-SNE de ambas capas, y dada la arquitectura de la red implementada, identifique en qué capa de la red se extraen las características, y proponga una forma de reducir la complejidad de la red, con una penalización baja en la precisión de la clasificación.